Universidad de los Andes
Facultad de Economía

Presentado por: Angie Ariza 201325848, Daniel Sandoval 200712968, Andrés Díaz 200610686, Javier Farfán 201317289

Big Data y Machine Learning para Economía Aplicada
Taller 2 - 2023-02
Link del repositorio en Github: https://github.com/djfarfan10/Taller-2
Equipo de competencia en Kaggle: *Equipo Rocket*

1. Introducción

De acuerdo con la literatura relacionada con los precios de las viviendas, este se suele determinar a través del modelo de precios hedónicos, que busca estimar el valor de un bien inmueble a través de las características que poseen los mismos y que los hacen diferenciados de otros (Taylor, 2017) (Banzhaf, 2021). Es así como surgen variables o características como la cercanía a lugares de servicios (como hospitales, colegios, parques, estaciones de policía, entre otros), y la estructura propia de la construcción que pueden influir en el valor de los inmuebles. Estás características se basan en aquellos atributos propios de los apartamentos y casas del análisis, así como de la ubicación.

Para este problema set de predicción de precios de vivienda se usaron variables como el área cuadrada de los inmuebles, el estrato la cantidad total de baños y habitaciones, la disponibilidad de parqueaderos propios, depósitos, terrazas y balcones, así como las distancias a Transmilenio, parques, hospitales, colegios, universidades y Comandos de Atención Inmediata – CAI y los delitos registrados durante 2019 por UPZ. Las bases de datos iniciales para realizar el *train* y el *test* contaban con 38.644 y 10.286 observaciones respectivamente, a las cuales se les realizo un ejercicio de limpieza buscando información del texto de la descripción del inmueble eliminando *missing values* que no eran posibles de obtener e imputando valores por la media o la mediana dependiendo de las características de cada variable.

Con la base limpia se estimaron más de 35 modelos, entre los que se usaron los métodos de predicción lineal, Lasso, Ridge, árboles (CART), *Random Forest* y *Boosting*. Se seleccionaron 28 de los anteriores usando la reducción del MAE del *train* como criterio para cargue en Kaggle y se concluyó que la mejor respuesta la daban los Random Forest, seguida por Boosting, Lasso y Ridge. La mejor estimación se obtuvo con este con este tipo de método, arrojando un MAE Test contra los precios de Kaggle de 210.634.496,815 COP usando el 20% de los datos de las predicciones.

2. Data y análisis descriptivo de las variables

Con el objetivo de predecir los precios de viviendas en Chapinero se usaron dos bases de datos, *train* y *test*, con información asociada a casas y apartamentos en Bogotá, las cuales contenían 38.644 y 10.286 observaciones respectivamente. Al realizar una primera inspección de cada una de las bases se observó que algunas variables importantes para la estimación de precios como el área de los inmuebles, el número de baños y habitaciones contaba con una gran cantidad de *missing values*. También se observó que de la base de *train* no se contaba con la descripción de 9 observaciones, por lo que se eliminaron al no ser de utilidad para la extracción de la información faltante. La distribución de inmuebles en Bogotá para las bases de *train* y *test* se puede ver en el Anexo 1.

Teniendo en cuenta lo anterior, se extrajo información a partir de la columna *description* para áreas y baños, y se comparó con la información que ya se suministraba. Para cada caso se seleccionó el mayor número de la observación para dichas variables y se consolidó la información en una columna final. Dado que no fue posible extraer la totalidad de información, para los valores de NAN de las variables de área y baños se imputaron estas observaciones faltantes por la mediana de cada variable. El área fue truncada hasta valores máximos de 1.000 metros cuadrados y mínimos de 30 metros cuadrados.

Se realizó también la extracción del tipo de vivienda de la descripción y se comparó con la suministrada en la base, defendiendo como la información final la extraída del texto suministrado en cada base de datos.

Además de las variables previamente mencionadas, usando herramientas de código para extracción de texto se crearon nuevas variables que permitieron identificar las características propias de cada vivienda en la muestra. Las variables creadas fueron:

- *Parqueadero*: Variable dicótoma: 1 si la vivienda tiene parqueadero, 0 si no tiene

- *Baño social*: Variable dicótoma calculada a partir de información de extraída para baños y habitaciones - 1 si la cantidad de baños es mayor a el número de habitaciones, 0 si no lo es
- *Deposito*: Variable dicótoma: 1 si la vivienda cuenta con deposito o garaje, 0 si no tiene
- *Estado de construcción*: Variable dicótoma: 1 si la vivienda es nueva, 0 si no lo es
- *Estado de remodelación*: Variable dicótoma: 1 si la vivienda está remodelada, 0 si no lo es
- *Terraza o balcón*: Variable dicótoma: 1 si la vivienda tiene terraza o balcón, 0 si no cuenta con ninguno de los dos

Los valores que no se pudieron extraer (NAN) para las variables antes mencionadas fueron reemplazados con 0, con la finalidad de no sobreestimar los precios de las viviendas, teniendo en cuenta el objetivo del problema set.

Variables externas

En esta sección se describen las variables que fueron tomadas de fuentes externas a las bases de datos proveídas en el ejercicio. La selección de alguna de estas variables se hizo a partir de un estudio anterior (Toloza-Delgado et al., 2021), en el que identifican la importancia que tienen el estrato socioeconómico, la distancia a estaciones de TransMilenio y la distancia a parques.

Por otro lado, de acuerdo con Chacón R, V. (2018), los instrumentos de Unidad de Planeamiento Zonal (UPZ) –reemplazadas en el 2022 por las Unidades de Planeamiento Local (UPL)– fueron utilizados para agrupar zonas homogéneas de la ciudad, por lo que pueden ser segmentaciones que capturen parte del precio de la vivienda.

Distancia a estaciones de TransMilenio

Las ubicaciones de las estaciones de TransMilenio fueron tomadas de la página principal de la entidad (disponibles en un archivo geojson), teniendo en cuenta que al utilizar el atributo de paradas de buses en la API de OpenStreetMap salían mezcladas algunas cuantas estaciones para buses que no son BRT. En total, se tienen 149 estaciones de TransMilenio distribuidas en 12 troncales del sistema.

Estratos socioeconómicos

En la plataforma distrital de Datos Abiertos, se tiene, entre otros, las manzanas georreferenciadas según su estrato socioeconómico. Este atributo es asignado por las alcaldías para clasificar a una vivienda según características físicas externas e internas, su entorno inmediato y su contexto habitacional o funcional (DANE, 2023).

Por la georreferenciación inadecuada de algunas viviendas y porque hay áreas de la ciudad que no están incluidas dentro de estas manzanas (vías, áreas públicas, zonas comerciales), se asignó el estrato de la vivienda según su cercanía al centroide del polígono[1], es decir, la vivienda tenía el valor del estrato del polígono cuyo centroide estuviera más cerca. En la siguiente figura se muestra el resultado de la asignación:

La zona de la anterior figura es muy interesante porque en un radio de 1.000 metros se pueden ver cuatro estratos socioeconómicos: tres (amarillo), cuatro (naranja), cinco (verde) y seis (purpura). Los puntos representan las viviendas de las bases de datos y los polígonos sombreados son los que estaban disponibles en Datos Abiertos por lo que se generó una variable que consolidaba la totalidad de delitos por cada una y se asoció a los inmuebles. Para este ejercicio se usaron datos de 2019, dado que los valores de 2020 a 2022 pueden estar sesgados por el efecto de la pandemia del COVID-19 y aún no se contaba con la totalidad de información para 2023. Los delitos incluían robo a personas, robo a comercios, homicidios, delitos sexuales, hurto de celulares, violencia intrafamiliar, entre otros.

[1] Inicialmente se realizó la asignación con el criterio de que la vivienda estuviera dentro del polígono, sin embargo, alrededor del 30% de los datos no estaban dentro de las manzanas delimitadas. Para ilustrar véase los puntos señalados en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**2, que están parques, zonas verdes o vías principales

Figura 1: *Muestra de asignación de los estratos socioeconómicos a las viviendas*.

Fuente: Elaboración propia con mapas generados en R, Los puntos señalados en los recuadros rojos son ejemplos de la georreferenciación inadecuada, lo que resulta en que haya viviendas por fuera de las manzanas residenciales.

Hospitales, CAIs, universidades, colegios y parques en Bogotá

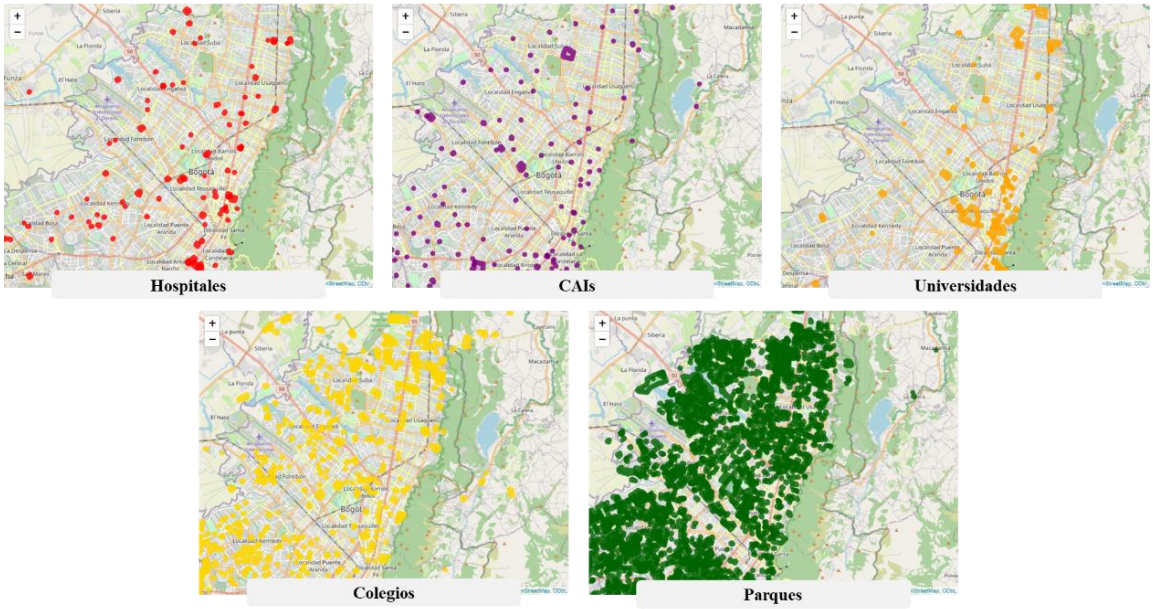
Así mismo, revisando las categorías contenidas en *leisure* y *amenity* de Open Street Maps, y de acuerdo con la literatura revisada, se obtuvo información de parques, hospitales, universidades, colegios, comandos de atención inmediata (CAIs), con la cual se determinó la distancia mínima de cada inmueble a cada uno de estos espacios. En la figura XX se observa la distribución de las categorías usadas a lo largo de Bogotá.

De los mapas generados, como se ve en la figura 2, se puede observar cómo hay una gran cantidad de parques en Bogotá, la cual obedece al interés de las diferentes administraciones distritales por ofrecer espacios de recreación activa y pasiva, incentivando la salud y mejorando la calidad de vida de las personas. También se puede apreciar cómo hay una concentración de los centros educativos de educación superior en el borde oriental de la ciudad, en las localidades de Chapinero y Santa Fe, lo que puede tener incidencia en el precio de las viviendas cercanas a dichas instituciones. También se observa una gran densidad de colegios, presentándose una ligera concentración en el norte de la ciudad. La información de casi y hospitales permite argumentar que se encuentran distribuidos a lo largo de la ciudad de manera uniforme sin concentración en una zona específica.

Una vez extraídas las variables de texto y las variables externas se realizó la unión de las mismas para generar las bases definitivas mediante funciones de *merge* usando como llave la variable de *property_id*. Se revisó el tipo de variables y se ajustó el tipo de las categóricas.

De la tabla 1 se puede observar que dada la limpieza de datos realizada la base de *train* no contaba con missing values. Se destaca que la media del precio de los inmuebles es de 650.000.000 COP, siendo la moda 555.000.000 COP. Estos valores son altos en comparación a los del resto del país debido a los escases de espacio en Bogotá para nuevos proyectos, que hace que la gestión del suelo requiera mayores costos con proyectos de renovación. También resulta interesante ver como el valor más usual de habitaciones es 3 y como la mayoría de inmuebles están en el rango de 0 a 3 habitaciones, al igual que para la variable baños. En cuanto a las distancias, se evidencia la problemática que actualmente enfrentan los Bogotanos respecto al tema de transporte, pues hay viviendas que se encuentran a más de 1.5 km de la estación más cercana. La media para esta distancia es de 1.1 km, lo que puede representar un factor importante a la hora de seleccionar una vivienda por el esfuerzo necesario para movilizarse.

Figura 2:Distribución de hospitales, CAIs, universidades, colegios y parques en Bogotá



Fuente: Elaboración propia con mapas generados en R.

De la base de datos final se obtienen las siguientes estadísticas descriptivas para las bases de *train* y *test*:

Tabla 1: Estadísticas descriptivas para las variables de la base de datos de train

variable type: factor skym_variable	n_missing	mean	sd	p0	p25	p50	p75
price	0	6,55E+08	3.13e+8	300000000	415000000	555000000	820000000
lat	0	4.69	3.73e-2	4.58	4.68	4.7	4.72
lon	0	-74,1	3.20e-2	-74,2	-74,1	-74,1	-74
bedrooms	0	3.14	1.53e+0	0	2	3	3
area_def	0	137.	9.21e+1	30	105	119	125
bano_defnum	0	2.81	1.37e+0	0	2	3	4
distancia_TM	0	1156.	7.85e+2	1.13	487	962.	1696.
densidad_urbana	0	139.	6.27e+1	1.12	86.4	116.	152.
delitos_total_2019	0	1209.	4.69e+2	161	701	1416	1613
lnprice	0	20,2	4.38e-1	19.5	19.8	20.1	20.5
distancia_parque	0	161.	9.94e+1	0.991	90.1	140.	209.
distancia_universidades	0	1058.	5.64e+2	3.19	639.	1009.	1400.
distancia_CAI	0	1011.	5.06e+2	2.42	604.	961.	1385.
distancia_hospitales	0	919.	5.31e+2	9.74	504.	810.	1265.
distancia_schools	0	540.	3.02e+2	4.86	302.	492.	746.

Fuente: Elaboración propia

Al revisar la tabla anterior también se puede confirmar la afirmación previamente expuesta en la que se notificaba sobre la gran cantidad de parque en la ciudad, pues de todas las variables de distancia mínima halladas, esta es la menor, con una media de 161 metros y un p75 de solo 209 metros. Otra de las variables interesantes del ejercicio es la distancia a colegios, pues muestra que todas las viviendas de la muestra están a menos de un kilometro de una institución escolar. Por último, se

puede ver como hay una gran variación entre la cantidad de delitos de alto impacto durante el 2019, lo que representa una oportunidad para este problem set de capturar el valor que se le da a la seguridad en una zona por la percepción de las personas, unido a la variable de distancia a CAIs.

Tabla 2: Estadísticas descriptivas para las variables de la base de datos de test

variable type: factor skym_variable	n_missing	mean	sd	p0	p25	p50	p75	p100
lat	0	4.67	0.0148	4.59	4.66	4.67	4.68	4.73
lon	0	-74.1	0.00608	-74.1	-74.1	-74.1	-74.0	-74,0
bedrooms	0	2.38	0.961	0	2	2	3	11
area_def	0	636.	3128.	10	109.	125	145	108800
bano_defnum	0	2.75	1.25	0	2	3	3	10
distancia_TM	0	994.	524.	1.53	531.	1449.	1449.	3845.
densidad_urbana	49	87.2	26.9	12.2	62.2	91.6	91.6	396.
delitos_total_2019	0	919.	305.	482	605	1233	1233	1868
distancia_parque	0	161.	95.4	4.74	91.6	214.	214.	1949.
distancia_universidades	0	591.	323.	1.33	340.	809.	809.	2841.
distancia_CAI	0	603.	347.	7.44	336.	771.	771.	1706.
distancia_hospitales	0	865.	402.	10.6	555.	1183.	1183.	3421.
distancia_schools	0	554.	292.	14.9	328.	735.	725.	1923.

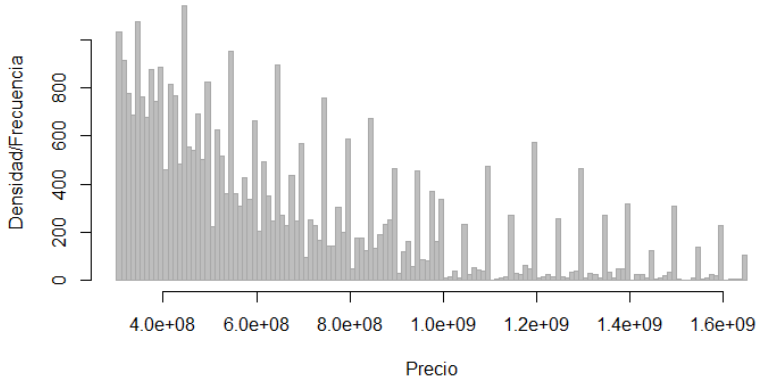
Fuente: Elaboración propia

En la base de test la mayoría de las observaciones no tenían precio, por lo que no se hace un análisis de esta variable para esta base. Se destaca que la moda de habitaciones es de dos, lo cual es diferente a la base de *train* y se presenta un valor atípico de 11 habitaciones. En cuanto al área, la media la moda es 125 metros cuadrados y se presentan valores atípicos que afectan la media. Este inconveniente se solucionó mediante el análisis de los valores mayores a 1.000 metros, teniendo mejores resultados en las predicciones. En cuanto a la distancia de Transmilenio, se puede ver como los habitantes de las viviendas de Chapinero en la base de test tienen que realizar un mayor esfuerzo para acceder al sistema pues la distancia es mayor en comparación con las estadísticas descriptivas de la variable para *train*. Igualmente, se confirma que la disponibilidad de acceso a parques es igual para las dos bases, pues las distancias son relativamente cortas en comparación al acceso de otros servicios analizados.

En el anexo 2 se pueden ver las estadísticas descriptivas de las variables categóricas para las dos bases, de las cuales se resalta la cantidad de UPZ en las que se encuentran las viviendas y el número de las mismas que cuentan con los atributos definidos para el análisis de incidencia sobre el precio (parqueadero, bodega, terraza, entre otros). Así mismo, se resalta que la cantidad de casas en estrato 4 es la mayor opción en la base de *train* que tiene información de todo Bogotá, mientras que en la base de *test* para Chapinero el estrato predominante es el 6.

Finalmente, la figura 3 muestra la distribución de densidad de precios para la muestra de *train*. Se puede concluir que los precios se cioncentran a la izquierda de la misma, estando los valores que más se presentan en el rango de 400.000.000 COP a 500.000.000 COP.

Figura 3: Distribución de la densidad del precio para la base de train



Fuente: Elaboración propia en R

Modelo y resultados

Las variables utilizadas para entrenar el modelo se encuentran en la siguiente tabla, con una breve descripción de cada una de ellas:

Tabla 3: Variables del modelo escogido

Tipo de atributo	Atributo	Explicación
Físico	Área construida de la vivienda	Variable continua que describe el tamaño en metros cuadrados de la vivienda
Físico	Tipo de propiedad	Variable categórica con dos clases: apartamento o casa
Físico	Cantidad de habitaciones	Variable discreta con la cantidad de habitaciones que tiene la vivienda
Físico	Cantidad de baños	Variable discreta con la cantidad de baños que tiene la vivienda
Físico	Existencia de terraza o balcón	Variable categórica con dos clases: tiene terraza o no tiene terraza
Físico	Existencia de parqueadero	Variable categórica con dos clases: tiene terraza o no tiene terraza
Físico	Existencia de depósito	Variable categórica con dos clases: tiene depósito o no tiene depósito
Ordenamiento	UPZ	Variable categórica con 112 clases, correspondientes a las UPZ existentes al 2019
Servicios	Distancia la estación de TransMilenio	Variable continua que describe la distancia a la estación de TransMilenio más cercana. Polinomio orden 2
Servicios	Distancia al parque	Variable continua que describe la distancia al parque más cercano. Polinomio orden 2
Servicios	Distancia a la universidad	Variable continua que describe la distancia a la universidad más cercana. Polinomio orden 2
Servicios	Distancia al hospital	Variable continua que describe la distancia al hospital más cercano. Polinomio orden 2
Servicios	Distancia al colegio	Variable continua que describe la distancia al colegio más cercano. Polinomio orden 2
Social/Económico	Estrato	Variable categórica con 6 clases, correspondientes a los estratos socioeconómicos en Colombia

Tipo de atributo	Atributo	Explicación
Social/Económico	Cantidad de delitos en el 2019 en la UPZ	Variable continua que describe la cantidad de delitos cometidos en el 2019 por UPZ, descritos en la sección anterior
Social/Económico	Distancia al CAI	Variable continua que describe la distancia al Comando de Atención Inmediata (CAI). Polinomio orden 2

Fuente: Elaboración propia[2]

Con estas variables el entrenamiento del modelo fue realizado a través de *Random Forest*, que es un método basado en árboles, en el que construyen una cantidad de árboles de decisión en muestras de entrenamiento que son generadas a través de un *Bootstrap*. Un parámetro crítico en este método es la cantidad de variables que son consideradas en cada división de los respectivos árboles, denominado como m o en el código como $mtry$.

Inicialmente, se definió el parámetro $mtry$ con base en la literatura (James et al., 2023) teoría, en la que se indica que típicamente se define como la raíz cuadrada de la cantidad total de predictores. Para este caso, teniendo en cuenta la cantidad total de predictores (110), se definió inicialmente el $mtry$ como 10. Sin embargo, al realizar varias iteraciones con ajustes en el $mtry$, se evidenció que la cantidad con el menor error absoluto (MAE, por sus siglas en inglés) era de 30.

Otro parámetro importante es la cantidad de dobleces o *folds* que se utilizan para la división de la base de datos de muestra para entrenar el modelo. A través de un proceso iterativo que comenzó con cinco *folds* y terminó con veinte *folds*, se identificó que cinco era la mejor cantidad en términos de desempeño y esfuerzo computacional (con diez y veinte *folds* las mejoras en MAE eran menos de 3 millones de pesos, lo que representaba una mejora de menos del 3% respecto al MAE del mejor modelo).

El último parámetro que fue tenido en cuenta para este proceso iterativo fue el tamaño del nodo o de la hoja de los árboles generados en el proceso. Para evitar el sobreajuste del modelo o un truncamiento forzado de la profundidad de los árboles, se evaluó el resultado con dos valores: 3 y 5.

La siguiente tabla muestra algunos de las varias alternativas estudiadas para escoger el mejor modelo dentro del método de *Random Forest* –que era el que tenía mejor desempeño con la base de datos de entrenamiento y con la validación en Kaggle (Las predicc):

Tabla 4: Alternativas evaluadas con Random Forest

mtry	Folds	Tamaño de nodos	MAE - Train	Diferencia porcentual con el mejor modelo
30	10	5	96.776.686	0%
20	10	3	97.915.701	1%
20	10	5	99.325.911	3%
10	20	5	118.459.734	18%
10	10	5	119.370.083	19%
10	5	5	121.089.040	20%

Fuente: Elaboración propia

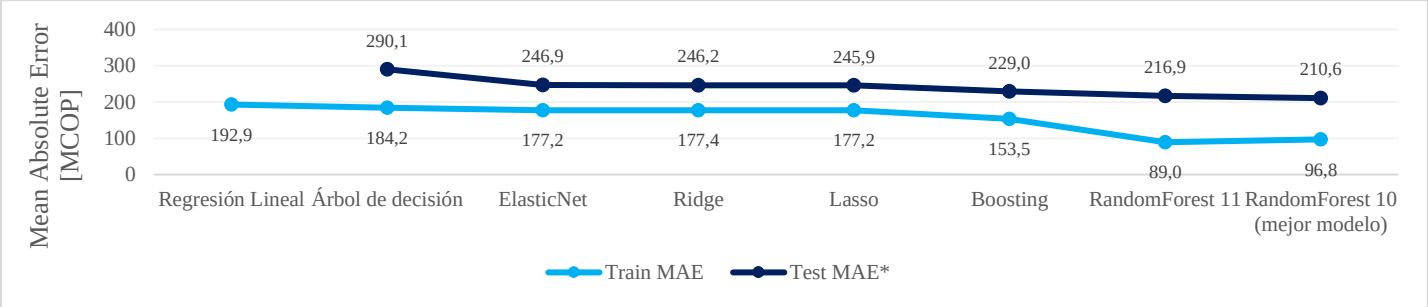
Como se puede ver con esta muestra de opciones estudiadas, el parámetro más importante era $mtry$. Adicionalmente, ya después de un valor de 30 el esfuerzo computacional era considerable y tomaba varias horas para que se identificara el mejor modelo[3].

[2] Las distancias estimadas están en metros y dentro del entrenamiento del modelo fueron incluidas como un polinomio de orden 2, luego de ver que, a través de varias modificaciones, el modelo tenía un mejor desempeño con esta especificación para todas las distancias.

[3] Se realizó un modelo con un parámetro de mtry de 50 y los cambios en el MAE fueron menos del 5%

El mejor modelo fue escogido de 28 opciones que fueron sometidas a validación en Kaggle y varias más que no fueron subidas, pero cuyo MAE en la base de datos entrenamiento fue el criterio para no ser subidos a la competencia. Dentro de estos intentos, se incluyeron los métodos vistos en clase, desde regresión lineal hasta *Boosting*, para ver cuál se comportaba mejor. La siguiente gráfica muestra el MAE para la base de datos de entrenamiento (*Train MAE*) y el resultado en Kaggle cuando se validaba (*Test MAE*) de 8 predicciones, incluyendo el mejor modelo obtenido:

Figura 4Comparación de resultados obtenidos para 8 estimaciones con diferentes modelos y métodos



Fuente: Elaboración propia con información obtenida de predicciones en R y resultados de MAE en Kaggle

Es importante notar que el resultado del mejor método también obedece a que en este fue el único que se incluyeron otras variables de servicios que se tenían alrededor de la vivienda (distancias a CAI, hospital, universidad, colegio, parque). Si se actualizarán los demás modelos con la especificación más completa se esperaría que los resultados mejoraran, pero no que el orden se alterara ya que antes de que se incluyeras estas variables, el método de *Random Forest* era el que tenía menor MAE[4]

Conclusiones y recomendaciones

Con la base limpia se estimaron más de 35 modelos, entre los que se usaron los métodos de predicción lineal, Lasso, Ridge, árboles (CART), Random Forest y Boosting. El cálculo y verificación de reducción del MAE para el train permitió seleccionar seleccionaron 28 modelos que fueron usados para cargar en Kaggle y estimar el MAE del test. Se concluyó que la mejor respuesta se obtenía de los modelos que usaban los Random Forest, seguida por Boosting, Lasso y Ridge.

La mejor estimación se obtuvo con este con este tipo de método, arrojando que el mejor MAE Test contra los precios de Kaggle fue de 210.634.496,815 COP. Para la mejor predicción obtenida se usaron variables de atributos propios de los inmuebles y características de su ubicación como cercanía a estaciones de Transmilenio, colegios, CAIs y hospitales, lo que soporta la literatura revisada para precios de vivienda a través de precios hedónicos y bienes no mercadeables como la seguridad, el aire y espacios de recreación y de servicios como la atención médica y la educación.

Los modelos lineales fueron los que presentaron la predicción menos acertada y los MAE más altos, sin embargo, se debe agregar que la mejora de estos resultados depende del nivel de limpieza de la base de datos y de la calidad de la información, pues al usar información asociada a distancias los modelos mejoraron sustancialmente.

Para la estimación de modelos de predicción de vivienda, en espacial para Chapinero y entendiendo la dinámica de la zona, se recomienda incluir variables asociadas al ocio, la comida y la vida nocturna como bares, gimnasios, restaurantes, y centros comerciales, que no fue posible incluir en este problema set dada la limitación de información que se encontró en fuentes oficiales como Datos Abiertos, Alcaldía de Bogotá e incluso Open Street Maps. También se recomienda realizar un análisis de sensibilidad sobre los cambios en las estimaciones con bases de datos que imputen y que no imputen valores para observaciones con NAN. Aunque en este trabajo se realizó lo propio para la variable de área, observando un cambio en los resultados de aproximadamente 5 millones, es importante revisarlo para las demás variables usadas, pues puede significar una mejora frente a las predicciones finales y los MAEs obtenidos.

[4] Con los métodos de regularización se hizo la inclusión de estas nuevas variables y sus MAE se redujeron en menos de 1 millón COP, es decir, menos del 1%.

Bibliografía

Banzhaf, H. S. (2021). *Difference-in-Differences Hedonics*.

CHACÓN RODRIGUEZ, V. D. (2018). *ZONAS HOMOGENEAS ECONOMICAS – ESTUDIO DE VALOR DE M2 ÁREA PRIVADA CONSTRUIDA DE EDIFICACIONES SOMETIDAS A PROPIEDAD HORIZONTAL EN LA UPZ No. 101 TEUSAQUILLO EN LA LOCALIDAD DE TEUSAQUILLO - BOGOTÁ D.C.* https://repository.udistrital.edu.co/bitstream/handle/11349/14505/ChaconRodriguezVictorDavid2018.pdf?sequence=1

DANE. (2023). *Preguntas frecuentes estratificación*. https://www.dane.gov.co/files/geoestadistica/Preguntas_frecuentes_estratificacion.pdf

James, G., Witten, D., Hastie T., & Tibshirani, R. (2023). *An Introduction to Statistical Learning*. https://drive.google.com/file/d/106d-rN7cXpyAkgrUqjcPONNCyO-rX7MQ/view

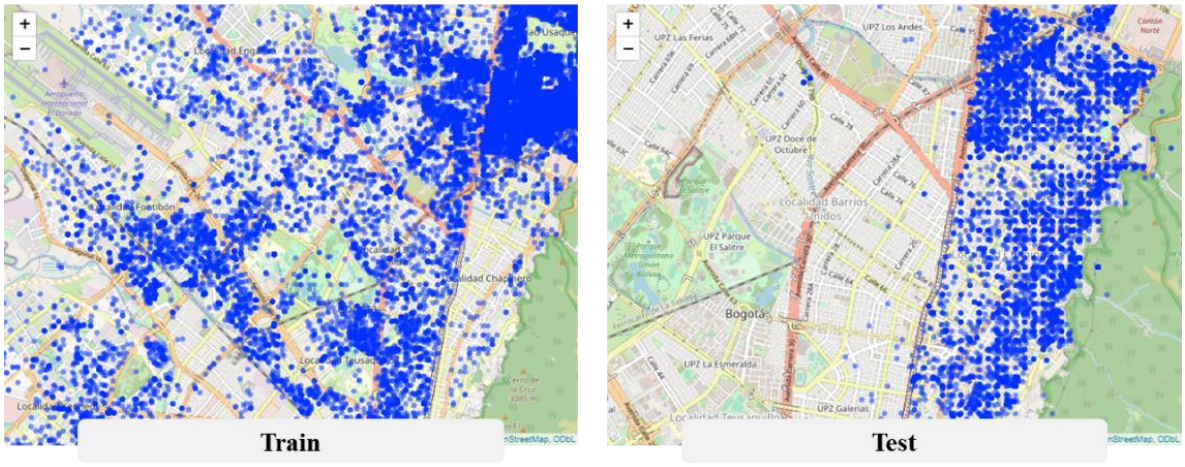
Laboratorio Urbano Bogotá. (2012). *Población UPZ Bogotá*. https://bogota-laburbano.opendatasoft.com/

Taylor, L. O. (2017). *Hedonics* (pp. 235–292). https://doi.org/10.1007/978-94-007-7104-8_7

Toloza-Delgado, J., Melo-Martínez, O., & Azcarate-Romero, J. (2021). Determinantes del precio de la vivienda nueva en Bogotá para el año 2019: una aproximación a través de un modelo semiparamétrico de regresión espacial. *Ingeniería y Ciencia*, *17*(34), 23–52. https://doi.org/10.17230/ingciencia.17.34.2

Anexos

Anexo 1.



Distribución de inmuebles en Bogotá de las bases de datos train y test para el ejercicio de predicción

Fuente: Elaboración propia con mapas generados en R.

Anexo 2.

Estadísticas descriptivas para las variables categóricas de la base de datos de *train*

variable type: factor skym_cariable	n_missing	n_unique	top_counts
cod_upz	0	82	16: 7590, 13: 6248, 14: 2668, 15: 2368
parqueadero	0	2	1: 24923, 0: 10915
bano_social	0	2	0: 25931, 1: 9907
deposito_def	0	2	0: 21567, 1: 14271
estado_construccion	0	2	0: 34607, 1: 1231
estado_remodelado	0	2	0: 31488, 1: 4350
terraza_balcon_def	0	2	0: 21567, 1: 14271
estrato	0	6	4: 10333, 5: 9667, 6: 8586, 3: 6468
cod_loc	0	18	1: 19884, 11: 4802, 13: 1928, 10: 1684

Estadísticas descriptivas para las variables categóricas de la base de datos de *test*

variable type: factor skym_cariable	n_missing	n_unique	top_counts
cod_upz	0	20	97: 4288, 88: 3440, 90: 1472, 99: 493
parqueadero	0	2	1: 7129, 0: 3157
bano_social	0	2	0: 5410, 1: 4876
deposito_def	0	2	0: 6100, 1: 4186
estado_construccion	0	2	0: 9979, 1: 307
estado_remodelado	0	2	0: 8652, 1: 1634
terraza_balcon_def	0	2	0: 6100, 1: 4186
estrato	0	6	6: 715, 5: 1446, 6: 1262, 3: 389
cod_loc	0	9	2: 9693, 1: 506, 12: 33, 13: 19